宁夏银北地区盐碱化土壤水分光谱特征及模型拟合精度分析

尚天浩[1]，贾萍萍[1]，孙 媛[1]，张俊华[2]

(1. 宁夏大学 资源环境学院，宁夏 银川 750021；2. 宁夏大学 环境工程研究院，宁夏 银川 750021)

摘 要：[目的] 通过分析宁夏银北地区盐碱化土壤水分光谱特征及模型拟合精度，为及时了解该区地表水分状况进而实施田间精准灌溉提供科学依据。[方法] 以宁夏银北地区重度盐渍土壤为研究对象，对土壤原始光谱反射率(raw spectral reflectance，R)进行多种数学变换，运用逐步回归(stepwise regression，SR)和灰色关联度(grey correlation degree，GCD)筛选敏感波段，然后采用多元线性回归(multiple linear regression，MLR)、偏最小二乘回归(partial least squares regression，PLSR)和支持向量机(support vector machine，SVM)进行土壤含水量(soil moisture content，SMC)模型拟合精度计算。[结果] ①SMC 较低时，随 SMC 增加土壤反射率逐渐下降，当 SMC 超过 26.34%后，土壤反射率随水分增加而增大，在近红外波段反射率变化幅度整体大于可见光波段；经连续统去除(continuum removed，CR)处理光谱特征曲线在 1 460 nm 和 1 950 nm 处出现明显水分吸收带。②不同反射率转换方式计算出的 MLR，PLSR 和 SVM 模型拟合精度不同，SVM 模型的整体拟合能力优于 MLR 和 PLSR 模型，除反射率倒数(Reciprocal reflectance，RR)变换建立的 GCD-SVM 模型外，其余 SVM 模型 R_C^2 和 R_P^2 介于 0.943 7～0.999 5，模型的整体拟合精度很高。③在 SVM 模型中，基于对数一阶微分(first derivative of logarithmic reflectance，FLR)变换计算的 GCD-SVM 模型决定系数最高(R_C^2 和 R_P^2 分别为 0.987 4，0.999 5)，为重度盐渍化地区 SMC 的最佳拟合模型。[结论] SVM 模型为供试土壤水分拟合的最佳模型，能够准确获取研究区重度盐渍化土壤水分状况。

关键词：盐渍化土壤；土壤水分；高光谱；灰色关联度；支持向量机；拟合精度

文献标识码：B **文章编号**：1000-288X(2020)04-0183-07 **中图分类号**：S127，TP97

文献参数：尚天浩，贾萍萍，孙媛，等. 宁夏银北地区盐碱化土壤水分光谱特征及模型拟合精度分析[J]. 水土保持通报，2020，40(4)：183-189. DOI：10.13961/j.cnki.stbctb.2020.04.025；Shang Tianhao，Jia Pingping，Sun Yuan，et al. Spectral characteristics of soil moisture in salinized soil and model fitting accuracy in Northern Yinchuan City，Ningxia Hui Autonomous Region [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation，2020，40(4)：183-189.

Spectral Characteristics of Soil Moisture in Salinized Soil and Model Fitting Accuracy in Northern Yinchua City，Ningxia Hui Autonomous Region

Shang Tianhao[1]，Jia Pingping[1]，Sun Yuan[1]，Zhang Junhua[2]

(1. *Institute of Enviromental Engineering*，*Ningxia University*，*Yinchuan*，*Ningxia* 750021，*China*；
2. *College of Resources and Enviromental Science*，*Ningxia University*，*Yinchuan*，*Ningxia* 750021，*China*)

Abstract：[Objective] To understand the surface moisture conditions and to implement precise field irrigation，spectral characteristics of soil moisture in salinized soil and model fitting accuracy were analyzed in the Northern Yinchuan City of Ningxia Hui Autonomous Region. [Methods] With the severe salinized soil in the Northern Yinchuan City as the subject，a variety of mathematical transformations were carried out on the raw spectral reflectance of soil moisture. The stepwise regression (SR) and the grey correlation degree (GCD) were used to screen sensitive wave bands，and then the multiple linear regression (MLR)，partial least-squares regression (PLSR) and support vector machine (SVM) were used to calculate the fitting accuracy model of soil moisture content (SMC). [Results] ① The soil spectral reflectance decreased with the increase of SMC when SMC

收稿日期：2020-05-15 **修回日期**：2020-05-30

资助项目：国家自然科学基金项目“基于光谱信息的龟裂碱土盐渍化程度预测研究”(41561078)

第一作者：尚天浩(1994—)，男(汉族)，陕西省千阳县人，硕士研究生，研究方向为精准农业与土地质量提升。Email：3298607005@qq.com。

通讯作者：张俊华(1977—)，女(汉族)，宁夏回族自治区中卫市人，博士，研究员，主要从事精准农业与土地质量提升研究。Email：zhangjunhua728@163.com。

was below 26.34%, and soil spectral reflectance increased with the increase of SMC when SMC was higher than 26.34%. The change of reflectance in the NIR region were larger than that in visible region, and the spectral characteristic curves showed obvious absorption bands at 1 460 nm and 1 950 nm when continuum removed (CR) was used. ② Different transformation methods of the reflectance had different fitting accuracy about MLR, PLSR and SVM models, the overall fitting capacity of SVM model was better than MLR and PLSR models. Except for the GCD-SVM model by the reciprocal reflectance (RR) transformation, the R_C^2 and R_P^2 of the SVM models range from 0.943 7 to 0.999 5 and have high fitting accuracy. ③ In the SVM models, the GCD-SVM model based on first derivative of logarithmic reflectance (FLR) transformation had the highest determination coefficient (R_C^2 was 0.987 4 and R_P^2 was 0.999 5), which was the best fitting model of SMC for severe salinized soil. [Conclusion] The SVM model was the best model for SMC, it could accurately predict the surface moisture in severe salinized soil in Northern Yinchuan City of Ningxia region.

Keywords: saline soil; soil moisture content; hyperspectral; grey relational degree; support vector machine (SVM); fitting precision

土壤水分指位于地表以下,潜水面以上区域土层中的水,作为自然圈土壤系统中能量交换和物质循环的载体,是农业、生态和环境的重要评价指标[1]。土壤中所含水分的多少直接影响植物的生长发育状况。与传统土壤含水量(SMC)测量方法如负压计法、土壤湿度计法、中子水分仪探测法、时域反射法等单点局部测量方法相比[2],高光谱技术能够获取连续不断的高分辨率土壤光谱信息,在监测 SMC 的细微差异变化方面具有显著优势[3],为 SMC 的准确拟合提供了可能。

土壤光谱反射率与光谱特征曲线都会随着土壤水分的影响而发生变化。很多学者指出 SMC 敏感波段与水分特征曲线在吸收谷的位置基本吻合,位于 1 400,1 900 和 2 200 nm 附近,但具体敏感波段的位置因土壤类型不同存在一定差异[4-5]。一般认为,SMC 小于田间持水量时,土壤反射率与 SMC 的呈负相关;当 SMC 大于田间持水量时,土壤反射率与 SMC 呈正相关[6]。为提高 SMC 拟合精度,对 R 光谱进行倒数对数(logarithm of reciprocal reflectance, LR)、一阶微分(first order differential reflectance, FDR)、倒数一阶微分(first derivative of reciprocal reflectance, FRR)和对数倒数一阶微分(first derivative of logarithmic reciprocal reflectance, FRLR)等常规数学变换,张飞等[7]、史舟等[8]等认为 FDR 处理变换模型拟合效果更佳。由于高光谱数据具有一定冗杂性,故一般通过相关系数法、逐步回归(SR)和灰色关联法(GCD)进行敏感波段筛选,其中 GCD 分析不受样本数量多少和样本间有无规律作用影响[9],在高光谱分析筛选光谱敏感波段中优势显著。在建模方法中,Hummel 等[10]利用原状土表层土壤光谱采用 MLR 建立亚表层 SMC 拟合模型;张锐等[11]认为相对反射率建立的水稻土 PLSR 模型,拟合效果较好;Khedri 等[12]将机载孔径雷达的 C,L 和 P 波段结合,建立 SVM 模型成功实现了地表 SMC 拟合;熊静龄等[13]利用多元散射校正与 FLR 结合进行 SVM 模型建立,拟合精度为 0.811;Ahmad 等[14]通过研究美国科拉罗多下游流域的 SMC,分别建立 SVM、人工神经网络和 MLR 模型,指出 SVM 模型拟合效果最佳,拟合精度为 0.57;张智韬等[15]对比多元逐步回归、PLSR 和岭回归 3 种模型,认为基于 LR 指标建立的岭回归模型为荒漠土 SMC 最佳拟合模型,拟合精度高达 0.979。以上研究表明,SMC 与土壤光谱反射率间并非单一线性关系,SVM 作为一种机器学习算法在处理非线性问题时具有一定优势。但以往研究多以原状水稻土、荒漠土、夯土和潮土等非盐渍土为研究对象,并未考虑盐渍化土壤的 SMC 研究,故不能完全应用于盐渍化地区的 SMC 研究。

干旱地区土壤光谱主要受水分和盐分的影响[16]。Farifteh 等[17]研究表明土壤盐分含量的高低会影响 SMC 的光谱反射率在可见光—近红外波段的变化;彭翔等[18]指出 SMC 大于 25%,土壤反射率主要受水分影响,SMC 低于 25%,土壤反射率受盐分影响较大,故准确获取土壤水分和盐分信息成为干旱半干旱地区盐碱地改良利用的重要前提。目前,对于盐渍化地区 SMC 的高光谱拟合研究相对较少,Zeng 等[19]运用高斯修正和人工神经网络模型成功实现盐渍化地表 SMC 拟合;吴士文等[3]采用 LS-SVM 模型建立了苏北盐渍化 SMC 剖面的拟合模型,拟合精度为 0.88。但由于盐渍化土壤水盐运移的复杂性和盐分类型的多样性,这些水分拟合模型很难具有普适性。宁夏银北地区分布有大面积的龟裂碱土,土壤 pH 值和电导率普遍较高,在全球干旱区土壤盐碱化研究中非常典型。该区域下垫面均一,数据获取质量较高,具有遥感监测的地理优势。因此,本文以宁夏回族自

治区北部平罗县重度盐渍化土壤为研究对象,运用 SR 与 GCD 分别进行敏感波段优选,然后利用 MLR,PLSR 和 SVM 建立 SMC 拟合模型。以期为当地及同类地区土壤水分的快速获取提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

供试土壤取自宁夏银北地区平罗县(106°17′—106°36′E,38°42′—38°64′N),该地区属干旱—半干旱地区大陆性气候,年均降水量为 176 mm,年均蒸发量为 1 755 mm 以上。研究区内土地利用方式以基本农田、中低产田和撂荒地为主,土壤多为黏质壤土,肥力低下。该区域地势低洼,排水性能较差且由于农业种植灌溉不合理,进一步加剧了水分、盐分汇集的现象,经多年积累形成大面积盐碱化土壤。供试土壤基本理化性质详见表 1。

表 1　供测土壤基本化学性质　　g/kg

全盐	有机质	CO_3^{2-}	HCO_3^{2-}	Cl^-	SO_4^{2-}	Ca^{2+}	Mg^{2+}	K^+	Na^+
9.21	5.44	0.02	0.05	0.91	0.81	0.41	0.47	0.15	2.26

注:土壤 pH 值为 9.30。

1.2　样品采集及水分处理

采集研究区重度盐渍化表层土壤(0—20 cm),带回实验室除去落叶、根茎和砾石等杂质后自然风干。研磨后过 2 mm 筛,装满直径为 12 cm 深度为 2 cm 的器皿(光学上无限厚土样深度为 1.5 cm),表面作刮平处理。分别间隔 0,2,4,6,8,10,12,14 和 16 h 后从容器边缘一次性缓缓注入蒸馏水约 30 ml,每个间隔重复 5 次,待最后一组注水结束静置 1 h 后测定每个样品的光谱反射率与土壤含水率。烘干法测定土壤含水率。

1.3　土壤光谱数据测定

采用美国 Spectral Evolution 公司的 SR-3500 地物光谱仪测定土壤光谱数据。光谱仪探测波段为 350～2 500 nm,其中在 350～1 000 nm 分辨率为 3.5 nm,在 1 000～1 500 nm 分辨率为 10 nm,在 1 500～2 100 nm分辨率为 7 nm。光谱测定时间为 2018 年 12 月 1 日 10:00—14:00,天气状况良好,晴朗无云无风。在室外开阔阳光充足的平台上铺上黑布,将盛放土样的金属盒放置于黑布之上,测定时光谱仪探头设置在垂直距离土表上方 15 cm 处,每个土样重复测定 5 次,取算数平均值作为该土样光谱数据。测定过程中进行标准白板校正。

1.4　土壤光谱数据处理

首先剔除土壤样本中,受噪声影响严重的异常光谱反射率波段(主要集中在 350～354 nm,1 871～1 943 nm和 2 429～2 500 nm)。运用九点加权法[20]对土壤光谱反射率进行平滑去噪处理,尽可能的减弱由于仪器噪声和外部环境对于土壤光谱的影响。本文对土壤 R 光谱数据进行 5 种数学变换:RR,LR,FR,FLR 和 FRLR 变换。

1.5　敏感波段筛选方法

1.5.1　灰色关联度分析法(GCD)　GCD 作为灰色系统理论中一种系统分析方法,在数学计算的基础之上,通过计算输入变量因素间关联度的大小,按照重要性的高低依次进行排序,其中数值越大,关联度越高,该变量因素在系统中影响作用就越大[9,15,21]。运用 DPS 软件中的灰色关联板块,计算不同数学变换之后的光谱反射率与 SMC 间的相关性。

1.5.2　逐步回归分析法(SR)　SR 作为一种线性自变量的选择方法,将所有变量依次输入回归模型,通过每一次新变量代入,检验之前输入变量的显著性,依次类推直到最后一个变量输入完成,通过比较各变量的显著性大小,有选择的留下显著性较高的变量作为入选变量[15]。运用 SPSS 25 分析—回归板块进行显著性检验分析,此时回归模型筛选留下的变量,作为 SMC 的敏感波段。

1.6　模型的建立与验证

利用筛选出的敏感波段分别采用 MLR,PLSR 和 SVM 这 3 种方法建立基于不同光谱反射率转换下 SMC 拟合模型。①MLR 模型在可控条件下可靠性高,所建模型直观易懂,广泛应用于高光谱分析之中[1]。②PLSR 模型是一种数学优化技术,妥善解决了波长数量大于样本数量和多变量线性相关的问题[3]。③SVM 是一种基于小样本统计学习的统计理论,将有限的样本非线性空间映射进高维线性特征空间,采用最小化原理对结构中的风险进行处理[22]。基于 SVM 模型选择高斯定向基核函数,对惩罚因子 c 和参数 g 将初始筛选范围统一设定在 10^{-10}～10^{10},经多次训练确定 c 和 g 的最小值进行建模。

最终模型由建模决定系数 R_C^2,验证决定系数 R_P^2,均方根误差(RMSE)和相对分析误差(RPD)共同决定,其中决定系数 R^2 越大,模型的精度越高,RMSE 越小,模型的准确性越高,两者间数值的大小关系呈反比。当 PRD＞2.0,表明建立的拟合模型可靠;当

PRD 位于 1.4～2.0，表明建立的拟合模型可靠性一般；当 PRD＜1.4，建立的模型无拟合能力[8]。

2 结果与分析

2.1 不同水分含量下的土壤光谱特征曲线

土壤光谱特征是土壤理化属性的重要反映。对土壤进行除杂、风干、过筛(2 mm)、刮平等预处理，基本消除了由于土壤粒径、土壤粗糙度等因素对光谱反射率的影响，可以更好地分析光谱反射率与 SMC 间的变化关系。在 350～2 500 nm 波段范围内，不同 SMC 的光谱曲线走势基本一致(见图 1)，可见光波段的土壤光谱反射率变化幅度整体小于近红外波段，在 1 460和 1 950 nm 附近出现两个明显水分吸收带，在 2 220 nm 附近出现一个较弱水分吸收带。SMC 从 7.53%到 20.56%范围内，随 SMC 的升高光谱反射率呈递减趋势；而 SMC 增加到 26.34%后，随着 SMC 的升高光谱反射率呈现下降趋势。在整个波段范围内，水分含量为 7.53%的土壤反射率最高，比水分含量为 26.34%和 30.97%的土壤反射率在可见光波段分别平均高出 6.55%和 4.21%，在近红外波段分别平均高出 15.60%和 11.29%，其中在 1 868 nm 附近差异最大。水分含量为 20.56%和 26.34%的土壤特征曲线在 997 nm 前后出现各自交替领先的态势。为更好地对比不同 SMC 光谱特征曲线在吸收和反射特征处的差异变化，将上述 6 条原始土壤光谱反射率进行 CR 处理，发现各水分处理土壤 CR 曲线在 1 460 与 1 950 nm 附近存在明显水分吸收带(见图 1)，随 SMC 的增加，1 460 nm 附近的水分吸收谷的波段位置有红移现象，其中 SMC 从 7.53%到 26.34%红移 10 nm；在 420 与 485 nm 附近存在较弱水分带，随 SMC 的增加水分吸收谷的波段位置有蓝移现象，SMC 从 26.34%到 30.97%蓝移 1 和 2 nm。与 7.53% SMC 的土壤反射率相比，14.52%，19.77%和 20.56%土壤反射率在 1 460 nm 处分别下降 2.43%，8.43%和 13.79%，1 950 nm 处分别下降 2.62%，9.38%和 10.52%。与水分含量为 26.34%的土壤反射率相比，30.97%的土壤反射率在 450，485，1 460 nm 和 1 950 nm 处分别上升 1.69%，1.85%，5.99%和 3.46%。

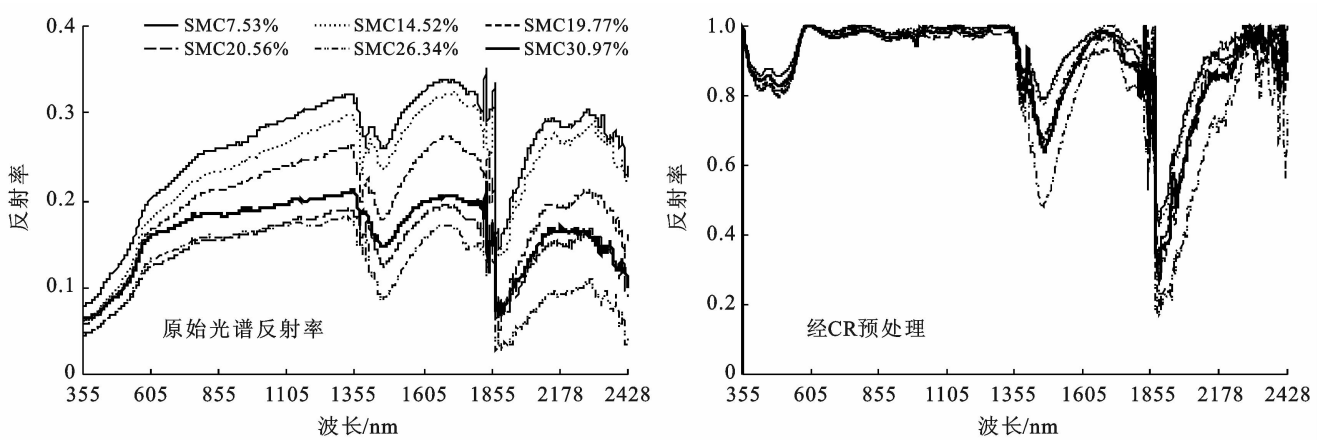


图 1 不同含水率(SMC)时的原始与连续统去除(CR)光谱反射率曲线

2.2 敏感波段筛选

2.2.1 *逐步回归分析法*(SR) 为筛选与水分相关性较强的波段，采用 SR 对光谱数据进行“降维”处理，有选择性的保留对于因变量影响作用显著的自变量，从而得到 SMC 的敏感波段。本研究以原始反射率 R 和 5 种转换后的反射率(RR，LR，FR，FLR 和 FRLR)作为自变量，不同 SMC 作为因变量进行敏感波段的筛选。将变量的入选显著水平设定为 0.05，剔除显著水平设定为 0.10 进行输入，在输出结果中选择调整 R^2 最大值处作为入选最优敏感波段组合，所选敏感波段的调整 R^2 均大于 0.900，表明模型拟合效果很好，同时所有模型的显著性均小于 0.001(低于显著性水平 0.01)，表明不同反射率转换的 SR 模型均具有极显著意义。通过对比 SR 得到 6 种转换方式下的敏感波段发现(见表 2)，经 FDR 转换可以在一定程度上保留更多光谱信息，其 R 筛选出的波段数最多(8 个)，RR 和 LR 筛选出的波段数最少。

2.2.2 *灰色关联度分析法*(GCD) 为筛选光谱反射率与 SMC 相关性较高的波段，将 GCD 阈值设定为 0.51。在整个光谱波段范围内，R 和 LR 与 SMC 的相关性均介于 0.20～0.40，未超过 GCD 阈值 0.51，所以这 2 种光谱反射率转换无法作为光谱敏感波段，在后续建模分析中不作考量。而 RR，FRR，FLR 和 FRLR 与 SMC 的相关性存在高于设定 GCD 阈值0.52的值，且敏感波段主要集中于 1 900～2 500 nm，其中 FLR 和 FRLR 筛选到敏感波段数量最多(5 个)，RR 筛选的敏

感波段数量最少(3 个),分别是2 412,2 413 和 2 414 nm。这是由于该波段范围对 SMC 的高低比较敏感且 1 900～2 500 nm 波段范围的光谱反射率与 SMC 的灰色关联度普遍高于其他波段范围。

表 2　不同反射率转换方式的逐步回归分析

反射率转换方式	最优敏感波段/nm	调整 R^2	显著性
R	2 433,683,1 828,2 176,2 089,2 388,1 485,1 944	0.996	<0.001
RR	2 383,2 021	0.902	<0.001
FR	836,782,1 428,866,2 064,1 393,2 403	0.999	<0.001
LR	2 383,1 471	0.900	<0.001
FLR	1 987,2 116,2 039,1 772,2 052,2 212,1 032	0.996	<0.001
FRLR	836,958,422	0.910	<0.001

2.3　土壤水分拟合模型的建立与验证

将 SR 与 GCD 筛选出的敏感波段为自变量,分别利用 MLR,PLSR 和 SVM 这 3 种数学模型建立 SMC 拟合模型。

2.3.1　基于逐步回归分析(SR)的 SMC 拟合模型

基于 SR 可知(见表 3),不同反射率转换方式建立模型的决定系数 R_C^2 与 R_P^2 均不同。R 光谱指标建立的 MLR 与 PLSR 模型最优,R_C^2 和 R_P^2 均高于 0.99。FRR 和 RR 建立的 SVM 模型最优,R_C^2 和 R_P^2 均高于 0.980,其中在 SVM 模型中 R_C^2 和 R_P^2 整体介乎于 0.960～0.995,拟合效果最佳。从 3 种数学模型的拟合效果来看,R-PLSR模型的拟合效果最好,R_C^2 为 0.996 0,R_P^2 为 0.999 7,RMSE 为 0.01,PRD 为逐步回归分析中的最高值达 14.65(远大于 2.0),表明该模型具有极强的拟合能力。通过对比不同反射率转换方式在同一模型中的拟合能力发现:在 SVM 模型中 6 种反射率转换方式建立的模型,PRD 最小值为 4.11(>2.0),所建 SVM 模型的拟合能力整体较好;在 MLR 和 PLSR 模型中,由 RR,LR,FRR,FLR 和 FRLR 计算得出的模型 R_C^2 普遍较低,说明基于 SR 经 LR,RR,FRR,FLR 和 FRLR 的 5 种反射率转换并未提高 MLR 与 PLSR 模型精度。说明当土壤盐渍化程度过高时,常规的数学变换并不能提高 MLR 和 PLSR 模型对于 SMC 的拟合精度。

表 3　不同土地含水率 SMC 的 MLR,PLSR 和 SVM 模型

分析方法	反射率转换方式	多元回归模型(MLR)				偏最小二乘回归(PLSR)				支持向量(SVM)			
		R_C^2	R_P^2	RMSE	PRD	R_C^2	R_P^2	RMSE	PRD	R_C^2	R_P^2	RMSE	PRD
逐步回归法	R	0.998 0	0.999 0	0.01	13.11	0.996 0	0.997 0	0.01	14.65	0.987 0	0.996 9	0.07	9.12
	RR	0.834 0	0.633 0	0.23	0.28	0.425 0	0.438 0	0.09	0.74	0.983 0	0.999 5	0.01	8.39
	LR	0.817 0	0.863 0	0.19	0.33	0.414 0	0.459 0	0.09	0.74	0.980 0	0.998 3	0.01	9.26
	FRR	0.742 0	0.966 0	0.12	0.51	0.906 0	0.967 0	0.12	0.51	0.983 0	0.999 5	0.01	8.39
	FLR	0.531 0	0.266 0	0.08	0.81	0.398 0	0.413 0	0.09	0.72	0.981 0	0.967 0	0.01	4.28
	FRLR	0.285 0	0.989 0	0.06	0.97	0.296 0	0.366 0	0.09	0.69	0.966 0	0.999 5	0.01	8.39
灰色关联法	R	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	RR	0.394 6	0.425 6	0.07	0.92	0.433 7	0.471 3	0.09	0.73	0.834 7	0.666 3	0.04	1.56
	LR	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	FRR	0.253 2	0.001 7	0.10	0.66	0.419 0	0.470 7	0.09	0.73	0.949 3	0.943 7	0.02	3.50
	FLR	0.816 4	0.676 1	0.05	1.31	0.864 2	0.369 1	0.08	0.83	0.987 4	0.999 5	0.01	8.40
	FRLR	0.717 6	0.557 3	0.06	1.04	0.435 1	0.391 6	0.09	0.72	0.984 5	0.999 5	0.01	8.40

2.3.2　基于灰色关联度(GCD)的 SMC 拟合模型

基于 GCD 可知(见表 3),R 和 LR 未筛选到用于模型建立的敏感波段;在 MLR 与 PLSR 模型中,不同反射率转换建立模型的 R_P^2 值几乎均低于 0.66,说明这 2 种数学模型所建模型的精度普遍较差;在 SVM 模型中,除 RR-SVM 模型的 R_C^2 和 R_P^2 介于 0.66～0.90,模型拟合效果一般,其余反射率转换方式计算得出的模型 R_C^2 和 R_P^2 均介于 0.944 0～0.999 5,模型拟合效果很好;RMSE 平均值为 0.02,为 MLR,PLSR 和 SVM 3 种模型中的最小值。对比 3 种数学模型发现,FLR-SVM 模型 R_C^2 为 0.987 4,R_P^2 为 0.999 5,RMSE 为 0.01,PRD 远大于 2.0,表明该模型拟合能力极强;RR-SVM 模型 R_C^2 为 0.834 7,R_P^2 为 0.666 3,PRD 为 1.56,比 FLR-SVM 明显减小,但模型仍具有一定拟

合能力。说明 SVM 模型普遍具有很强的 SMC 拟合能力。通过对比基于 SR 与 GCD 分别建立的反射率转换模型发现,3 种模型中采用 SVM 建模的整体拟合效果最佳,其次是 MLR 模型,PLSR 模型的拟合效果最差。在 SVM 模型中,GCD-FLR-SVM 是最优拟合模型。

3 讨 论

3.1 土壤水分含量的光谱特征变化与敏感波段

高光谱遥感与多光谱遥感获得的光谱数据相比,能够提供更加细致、全面、可靠的光谱信息,为地表 SMC 的快速获取提供了更为可靠的数据基础。研究区 SMC 在 7.53%～20.53%范围内,随 SMC 的增加土壤反射率逐渐降低,这可能是由于重度盐渍化区有白色结晶盐分析出,主要成分以 Na_2SO_4,NaCl 和 $MgCl_2$ 等为主,当 SMC 逐渐增加,地表物质开始发生溶解,入射光在射入晶体颗粒表面和从晶体颗粒表面反射而出时,受到晶体颗粒表面附着水的吸收作用影响,导致反射率降低;当 SMC 高于 20.64%时,地表盐分已基本完全溶解,地表湿度过大土壤中的水分主要以自由水形式存在,并在地表开始形成一定的镜面反射,土壤反射率随含水率增大而增大,这与张俊华等[20]和吴代晖等[23]的研究结果一致。本研究发现供试土壤的敏感波段主要集中在 1 460,1 950 和 2 200 nm 附近。姚艳敏等[24]指出吉林黑土含水量敏感波段在 400～410 nm,1 400～1 850 nm,2 050～2 200 nm 的范围内;张锐等[11]发现 1 450,1 950 和 2 220 nm 为原状水稻土水分最优建模波段;于雷等[25]认为 443～449 nm,1 408～1 456 nm,1 916～1 943 nm,2 209～2 253 nm为浙江潮土的最优敏感波段,这与本文水分敏感波段基本一致。

3.2 不同敏感波段筛选方式下的模型拟合精度评价

选取适当的敏感波段筛选方式和建模方法是提高 SMC 拟合精度的有效途径。为准确监测 SMC 状况,利用 SR 和 GCD 筛选 SMC 敏感波段建模,发现 FDR 处理在 GCD 分析效果较好,这是由于 FDR 在处理高光谱土壤数据时对光谱具有一定增强作用,可降低光谱数据中低频噪声的干扰,增进图谱信息,提高图谱灵敏度[21]。同时发现基于 SR 分析筛选敏感波段所建模型稳定性和拟合能力整体效果最优,这与李明亮等[26]认为 GCD 分析筛选敏感波段建模优于线性相关性分析筛选建模结论不同。可能是由于前者研究对象为山东泰安非盐渍化棕壤,与本文宁夏银北重度盐渍化粘壤土在土壤盐分、粗糙度和质地等方面都存在一定差异造成。对比 MIR,PLSR 和 SVM 3 种模型的建模效果,发现基于 SVM 模型的拟合精度整体优于 MLR 和 PLSR 模型,表明机器算法比传统建模方法在表层 SMC 拟合中的可靠性更高[27],这与陈文倩等[28]在对新疆渭库绿洲 SMC 反演中,SVM 模型精度远高于 MLR 和 PLSR 模型的结论一致。在 SVM 模型中,发现基于 SR 筛选的敏感波段数量最多为 8 个,最少为 2 个,所建模型的稳定性和建模精度相差不大,说明采用 SR-SVM 方法建模,入选敏感波段数量的多少与精度无直接关系;但基于 GCD 筛选的敏感波段数从多到少依次 FLR＝FRLR＞FRR＞RR,所得 SVM 模型的精度从高到低依次为:FLR-SVM＞FRLR-SVM＞FRR-SVM＞RR-SVM,说明 GCD-SVM 建模入选敏感波段数越多所建模型精度和拟合能力越高。

本研究是针对重度盐渍化土壤,其水分含量在 7.44%～32.29%的范围内,其最优拟合模型能否应用于其他程度盐渍化土壤的水分拟合还需进一步验证。

4 结 论

(1) 土壤水分含量较低时,随水分含量增加土壤反射率逐渐下降,当水分含量超过 26.34%后,土壤反射率随水分的增加而增大,原始光谱反射率在近红外波段变化幅度整体大于可见光波段;经 CR 处理水分光谱特征曲线在 420 和 485 nm 处出现较弱水分吸收带,吸收谷位置发生蓝移现象。

(2) 在研究区 SMC 拟合建模方法中,MLR 和 PLSR 模型的拟合效果普遍较差,SVM 模型的整体具有良好的拟合能力。因此,SVM 模型在进行干旱—半干旱地区的重度盐渍化 SMC 拟合方面具有一定优势。

(3) 基于 GCD 分析,以 FLR-SVM 建立的模型 R_C^2 和 R_P^2 为 0.987 4,0.999 5,RMSE 为 0.01,PRD 为 8.40,是研究区重度盐渍化 SMC 高光谱拟合的最优模型。

[参 考 文 献]

[1] 金慧凝,张新乐,刘焕军,等.基于光谱吸收特征的土壤含水量预测模型研究[J].土壤学报,2016,53(3):627-635.

[2] Lekshmi S U, Singh D N, Baghini M S, et al. A critical review of soil moisture measurement [J]. Measurement, 2014,54:92-105.

[3] 吴士文,王昌昆,刘娅,等.高光谱成像的土壤剖面水分含量反演及制图[J].光谱学与光谱分析,2019,39(9):2847-2854.

[4] Bowers S A, Hanks R J. Reflection of radiant energy

from soils [J]. Soil Science, 1965,100(2):130-138.

[5] Stoner E R, Baumgardner M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils [J]. Soil Science Society of America Journal, 1981,45(6):1161-1165.

[6] Lobell D B, Asner G P. Moisture effects on soil reflectance [J]. Soil Science Society of America Journal, 2002,66(3):722-727.

[7] 张飞,丁建丽,塔西甫拉提·特依拜,等.渭干河—库车河三角洲绿洲盐渍化地地物光谱数据分析[J].光谱学与光谱分析,2008,28(12):2921-2926.

[8] 史舟,王乾龙,彭杰,等.中国主要土壤高光谱反射特性分类与有机质光谱预测模型[J].中国科学:地球科学,2014,44(5):978-988.

[9] 张智韬,谭丞轩,许崇豪,等.基于无人机多光谱遥感的玉米根域土壤含水率研究[J].农业机械学报,2019,50(7):246-257.

[10] Hummel J W, Sudduth K A, Hollinger S E, et al. Soil moisture and organic matter prediction of surface and subsurface soils using an NIR soil sensor [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2001,32(2):149-165.

[11] 张锐,李兆富,辛强,等.原状水稻土土壤湿度高光谱特征及反演模型[J].土壤通报,2017,48(1):32-38.

[12] Khedri E, Hasanlou M, Tabatabaeenejad A. Estimating soil moisture using polsar data: A machine learning approach [J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2017, XLⅡ-4/W4:133-137.

[13] 熊静玲,朱西存,高华光,等.基于 MSC 与 SVM 的夯土齐长城土壤含水率高光谱估测[J].土壤学报,2018,55(6):1336-1344.

[14] Ahmad S, Kalra A, Stephen H. Estimating soil moisture using remote sensing data: A machine learning approach [J]. Advances in Water Resources, 2010,33(1):69-80.

[15] 张智韬,王海峰, Arnon K,等.基于岭回归的土壤含水率高光谱反演研究[J].农业机械学报,2018,49(5):240-248.

[16] Metternicht, Graciela I, Zinck, et al. Remote sensing of soil salinization: Impact on land management [J]. Composites, 2009,18(3):92-105.

[17] Farifteh J, Meer F V D, Meijde M V D, et al. Spectral characteristics of salt-affected soils: A laboratory experiment [J]. Geoderma, 2008,145(3):196-206.

[18] 彭翔,胡丹,曾文治,等.基于 EPO-PLS 回归模型的盐渍化土壤含水率高光谱反演[J].农业工程学报,2016,32(11):167-173.

[19] Zeng Wenzhi, Xu Chi, Huang Jiesheng, et al. Predicting near-surface moisture content of saline soils from near-Infrared reflectance spectra with a modified Gaussian model [J]. Soil Science Society of America Journal, 2016,80(6):1496-1506.

[20] 张俊华,贾科利.典型龟裂碱土土壤水分光谱特征及预测[J].应用生态学报,2015,26(3):884-890.

[21] 王海峰,张智韬, Arnon K,等.基于灰度关联—岭回归的荒漠土壤有机质含量高光谱估算[J].农业工程学报,2018,34(14):124-131.

[22] 郑立华,李民赞,安晓飞,等.基于近红外光谱和支持向量机的土壤参数预测[J].农业工程学报,2010,26(S2):81-87.

[23] 吴代晖,范闻捷,崔要奎,等.高光谱遥感监测土壤含水量研究进展[J].光谱学与光谱分析,2010,30(11):3067-3071.

[24] 姚艳敏,魏娜,唐鹏钦,等.黑土土壤水分高光谱特征及反演模型[J].农业工程学报,2011,27(8):95-100.

[25] 于雷,朱亚星,洪永胜,等.高光谱技术结合 CARS 算法预测土壤水分含量[J].农业工程学报,2016,32(22):138-145.

[26] 李明亮,李西灿,张爽.土壤含水量高光谱灰色关联度估测模式[J].测绘科学技术学报,2016,33(2):163-168.

[27] Morellos A, Pantazi X, Moshou D, et al. Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon and moisture content by using VIS-NIR spectroscopy [J]. Biosystems Engineering, 2016, 152:104-116.

[28] 陈文倩,丁建丽,谭娇,等.干旱区绿洲植被高光谱与浅层土壤含水率拟合研究[J].农业机械学报,2017,48(12):229-236.